Peramalan Jumlah Wisatawan di Agrowisata Kusuma Batu Menggunakan Metode Analisis Spektral

Niswatul Maghfiroh, Sri Suprapti Hartatiati, Nuri Wahyuningsih
Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)
Jl. Arief Rahman Hakim, Surabaya 60111
E-mail: nuri@matematika.its.ac.id

***Abstrak*- Pariwisata memiliki peranan penting dalam sektor ekonomi di Indonesia. Oleh karena itu, meramalkan jumlah wisatawan menjadi hal yang menarik untuk diteliti. Pada penelitian ini dilakukan peramalan jumlah wisatawan di Agrowisata Kusuma Batu menggunakan metode analisis spektral. Pada sekumpulan data runtun waktu (*time series*) akan ditentukan model dan polanya yang kemudian akan digunakan untuk menduga atau memprediksi keadaan yang akan datang. Sedangkan untuk mendapatkan informasi yang lebih lengkap mengenai karakteristik data runtun waktu diperlukan telaahan periodesitasnya. Telaahan periodesitas data dapat terselesaikan jika dianalisis pada domain frekuensi. Mempelajari periodesitas data runtun waktu pada domain frekuensi dinamakan analisis spektral. Berdasarkan hasil analisa diketahui bahwa model jumlah wisatawan di Agrowisata Kusuma Batu adalah *Seasonal* ARIMA (1,0,1) $(1,0,0)^{12}$ dengan nilai MAPE sebesar 17.06257 %.**

***Kata kunci*- Analisis Spektral, Pariwisata, *Seasonal* ARIMA, *Time Series*.**

I. PENDAHULUAN

PERAMALAN merupakan alat bantu yang penting dalam hal perencanaan yang efektif dan efisien [1]. Peranan peramalan sangat dibutuhkan dalam bidang pariwisata mengingat pariwisata Indonesia merupakan sektor ekonomi penting di Indonesia.

Pada peramalan model *time series* pendugaan keadaan masa depan dilakukan berdasarkan masa lalu. Pendekatan *time series* dapat menggunakan beberapa metode, dapat berupa analisis yang menggunakan fungsi autokorelasi dan fungsi autokorelasi parsial untuk mempelajari perubahan data time series dengan model parametrik yang dikenal dengan analisis domain waktu seperti ARIMA. Selain itu juga ada pendekatan alternatif yang dapat digunakan seperti metode analisis spektral. Dimana metode analisis spektral ini merupakan salah satu bentuk dari transformasi *Fourier* [2].

Penelitian yang telah dilakukan mengenai metode analisis spektral adalah analisis spektral musiman dalam permintaan pariwisata [1]. Penelitian tersebut menganalisis pola musiman yang mendasari permintaan pariwisata di New Zealand dimana wisatawan yang datang dari Australia dan Amerika dengan metode analisis spektral. Penelitian lain yakni analisis spektral untuk uji kestabilan reference frekuensi pada radio base station (RBS) di PT. Metrosel Nusantara Surabaya [2]. Penelitian tersebut mengaplikasikan metode analisis spektral untuk menentukan frekuensi terbaik yang akan digunakan untuk pengambilan suatu keputusan atau kebijakan. Dan penelitian tentang aplikasi analisis spektral untuk peramalan angka pengangguran di Australia [3]. Berdasarkan penelitian sebelumnya tersebut, penelitian kali ini menggunakan metode analisis spektral dalam meramalkan data *time series* yakni jumlah wisatasan yang datang ke Agrowisata Kusuma Batu. Dalam artikel ini akan dikaji model peramalan dan implementasi metode analisis spektral untuk meramalkan data wisatawan di Agrowisata Kusuma Batu. Data yang digunakan merupakan data jumlah wisatawan baik wisatawan nusantara maupun wisatawan asing di Agrowisata Kusuma Batu dari bulan Januari 2006 sampai Desember 2011.

Berdasarkan kajian dan implementasi diharapkan memperoleh model peramalan jumlah wisatawan kedepannya. Sehingga dapat memprediksi jumlah wisatawan yang datang ke Agrowisata Kusuma Batu dan dapat digunakan sebagai bahan pertimbangan untuk membuat suatu kebijakan untuk meningkatkan pelayanan di Agrowisata Kusuma Batu.

II. URAIAN PENELITIAN

A. Studi Literatur

Studi Literatur dilakukan untuk mendapatkan informasi mengenai pustaka terkait mengenai metode analisis spektral diantaranya yakni:

1) Stasioneritas Data

Asumsi yang paling penting pada analisis *time series* adalah stasioneritas data. Pemeriksaan kestasioneran data dapat dilakukan dengan bantuan plot *time series* menggunakan *scatter plot*. Ketidakstasioneran dalam mean dapat diatasi dengan proses pembedaan (*differencing*). Stationeritas data dalam varians dapat dilihat dengan nilai λ (*lamda*) *estimate* pada transformasi Box-Cox [4].

2) *Autocorrelation*

Suatu proses yang stasioner $\{X_t\}$, autokorelasi pada lag k didefinisikan sebagai berikut [5]

$$\rho_k = \frac{Cov(X_t, X_{t-k})}{\sqrt{Var(X_t)}\sqrt{Var(X_{t-k})}} \tag{1}$$

dimana ρ_k merupakan nilai *autocorrelation function* (ACF), X_t merupakan data pada waktu ke-t, dan X_{t-k} merupakan data pada waktu ke-$t-k$. Persamaan (1) dapat diestimasi sebagai berikut

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{N-k}(X_t - \overline{X})(X_{t+k} - \overline{X})}{\sum_{t=1}^{N}\left(X_t - \overline{X}\right)^2} \tag{2}$$

Besaran statistik lain yang diperlukan dalam *time series* yakni *partial autocorrelation function* (PACF) yang didefinisikan sebagai berikut [5]:

$$\hat{\phi}_{kk} = \frac{r_k \sum_{j=1}^{k-1} \hat{\phi}_{k-1,j}\, r_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \hat{\phi}_{k-1,j}\, r_j} \tag{3}$$

dimana $\hat{\phi}_{kk}$ merupakan nilai estimasi PACF.

3) Periodogram

Periodogram merupakan fungsi spektrum kuasa atas fekuensinya. Persamaan periodogram dapat dituliskan sebagai berikut [6]

$$I(\omega_p) = \frac{N R_p^2}{4\pi} \tag{4}$$

Dimana ω_p merupakan frekuensi dengan satuan radian per satuan waktu. Sedangkan R_p merupakan amplitudo.

4) Model *Time Series*

Model *time series* diantaranya yakni sebagai berikut [5]:

a. AR (*autoregressive*) secara umum model dituliskan

$$\phi_p(B) X_t = a_t$$

b. MA (*moving average*) secara umum model dituliskan

$$X_t = \theta_q(B) a_t$$

c. ARMA (autoregressive *moving average*) secara umum model dituliskan

$$\phi_p(B) X_t = \theta_q(B) a_t$$

d. ARIMA (*autoregressive intregated moving average*) secara umum model dituliskan

$$\phi_p(B)(1-B)^d X_t = \theta_q(B) a_t$$

Terdapat pula model *seasonal* ARIMA dengan bentuk umum persamaan dituliskan

$$\phi_p(B)\Phi_P(B)(1-B)^d\left(1-B^s\right)^D X_t = \theta_q(B)\,\Theta_Q(B) a_t$$

Dimana X_t adalah data (observasi), a_t adalah nilai residual (*error*) pada waktu ke-t, ϕ_p adalah koefisien parameter model *autoregressive* ke-p, θ_q adalah koefisien parameter model *moving average* ke-q, Φ_P adalah koefisien parameter model *seasonal autoregressive*, dan Θ_Q adalah koefisien parameter model *seasonal moving average*.

B. Sumber Data

Data yang digunakan merupakan data sekunder jumlah wisatawan di Agrowisata Kusuma Batu dari bulan Januari 2006 sampai bulan Desember 2011.

C. Analisis Model Peramalan Data Runtun Waktu Dengan Metode Analisis Spektral

Metode analisis spektral merupakan salah satu metode yang dapat digunakan dalam peramalan data runtun waktu (*time series*), dimana periodesitas pada metode ini berada dalam domain frekuensi.

D. Mengimplementasikan Pada Data Jumlah Wisatawan Di Agrowisata Kusuma Batu

Langkah-langkah untuk mengimplementasikan metode anlisis spektral dengan menggunakan data jumlah wisatawan di Agrowisata Kusuma Batu yakni mengidentifikasi stasioneritas data, menghitung periodogram, mencari spektrum kuasa, dan mencari model peramalan.

E. Analisis Hasil Dan Penarikan Kesimpulan

Penarikan kesimpulan diperoleh berdasarkan hasil analisis model peramalan data runtun waktu (*time series*) dengan menggunakan metode analisis spektral.

III. ANALISIS DAN PEMBAHASAN

A. Analisis Spektral Pada Data Runtun Waktu

Analisis spektral atau yang sering juga disebut analisis spektrum merupakan metode untuk mengestimasi *spectral density function* (SDF) atau spektrum dari data runtun waktu. Agar data dapat dianalisis dengan menggunakan analisis spektral maka data harus stasioner terlebih dahulu. Stasioneritas data harus dalam *mean* dan varians.

Data yang tidak stasioner dalam mean perlu dilakukan pembedaan (*differencing*). Proses pembedaannya dilakukan dengan *difference* operator yaitu menggunakan operator *backward shift* sebagai berikut

$$\nabla^d = (1-B)^d$$

Dengan B adalah operator mundur sedangkan d adalah orde *differencing*.

Stationeritas data dalam varians dapat dilihat dengan nilai λ (lamda) *estimate* pada transformasi Box-Cox. Nilai λ *estimate* sebesar 1 berarti data sudah stasioner dalam varians, sedangkan nilai λ tidak sebesar 1 berarti data tidak stasioner dalam varians maka diperlukan transformasi Box-Cox [4].

Tabel 1.
Transformasi Box- Cox

λ	Transformasi
-1	$\frac{1}{X_t}$
-0.5	$\frac{1}{\sqrt{X_t}}$
0.0	$\frac{1}{\sqrt{X_t}}$
0.5	$\ln X_t$
1.0	X_t (tidak ditransformasi)

Nilai λ diperoleh dengan menggunakan persamaan sebagai berikut

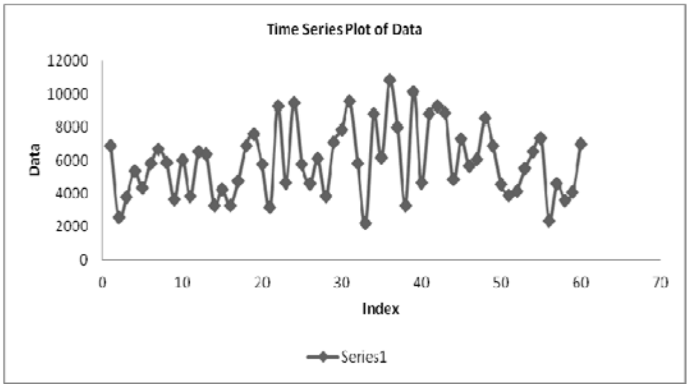
$$W_i = \left(X_i^{\lambda} - 1\right) / \lambda G^{\lambda - 1} \text{ untuk } \lambda \neq 0$$
$$W_i = G \ln(Y_i) \text{ untuk } \lambda = 0$$

dan

$$MR_i = \max\left[W_i, \ldots, W_{i-r+1}\right] - \left[W_i, \ldots, W_{i-r+1}\right]$$
$$\overline{MR} = (MR_i + \ldots + MR_N)/(N - r + 1)$$

dimana X_i adalah data (observasi), G adalah *geometric mean*, N adalah jumlah data, MR adalah moving range, dan $\overline{MR}$ adalah rata-rata moving range. Nilai λ data jumlah wisatawan yakni sebesar 1 (satu).

Gambar 1 menunjukkan bahwa plot data berfluktuasi disekitar nilai tertentu. Hal tersebut menunjukkan data masih cukup stabil. Dengan demikian dapat dikatakan data sudah stasioner terhadap *mean.*



Gambar. 1. Plot *time series* data wisatawan.

Dengan menggunakan persamaan (2) dan persamaan (3) diperoleh nilai ACF dan PACF untuk $k = 1,2,...,14$ seperti pada Tabel 2.

Tabel 2.
Nilai ACF dan PACF data yang telah stasioner

Lag k	r_k	$\hat{\phi}_{kk}$
1	−0.16801	−0.17473
2	−0.00157	0.14324
3	−0.16408	−0.18271
4	−0.15337	−0.27458
5	−0.14067*	−0.31752*
6	−0.11212	−0.44950*
7	−0.20009	−0.7772
8	−0.35443	−1.6880
9	−0.2753	−5.11044*
10	−0.19103	−33.65848
11	−0.0825	−1216.58518
12	0.133112*	−1526776.806*
13	−0.1876	-2.37532×10^{-12}
14	0.373025	-5.5040×10^{-24}

[a]* - lag yang keluar dari batas normal.

B. Analisis Periodogram

Periodogram merupakan fungsi spektrum kuasa atas frekuensinya. Sedangkan untuk menelaah periodesitas data dilakukan terhadap frekuensi yang berpasangan dengan titik-titik puncak garis spektrumnya [4]. Secara matematis dapat dituliskan seperti pada persamaan (4).

Dimana R_p merupakan amplitudo yang dirumuskan

$$R_p = \sqrt{a_p^2 + b_p^2}$$

Dengan a_p dan b_p merupakan koefisien Fourier yang dituliskan sebagai berikut

$$a_p = \frac{2}{N}\left[\sum_{t=1}^{N} X_t \cos\left(\frac{2\pi pt}{N}\right)\right]$$

$$b_p = \frac{2}{N}\left[\sum_{t=1}^{N} X_t \sin\left(\frac{2\pi pt}{N}\right)\right]$$

$$p = 1,2,...,\frac{N}{2}-1,\ \omega = \frac{2\pi p}{N}$$

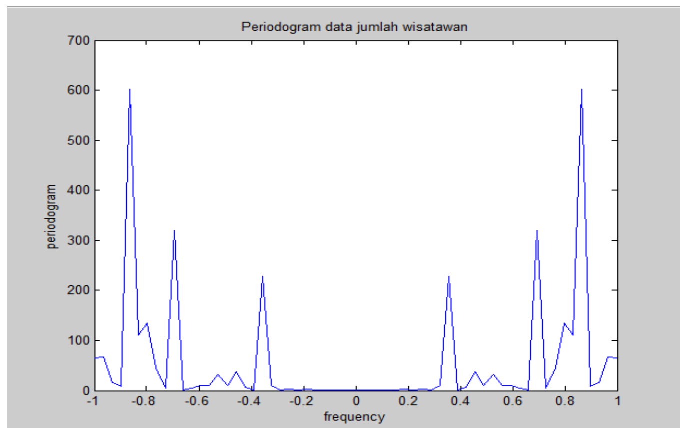
Persamaan (4) dapat pula ditulis dalam bentuk bilangan komples sebagai berikut

$$I(\omega) = \frac{1}{2\pi N}\left|\sum_{t=-n}^{n-1} X_t e^{-i\omega t}\right|^2 \tag{5}$$

Mencari nilai periodogram dapat pula dengan menggunakan algoritma *Fast Fourier Transform* sebagai berikut

$$R_p = \frac{1}{2}\left(a_p - i\,b_p\right) = \frac{1}{N}\left[\sum_{t_0=-r}^{r-1} A(p_0, t_0)\left(e^{-2\pi i pt/N}\right)\right]$$

Grafik periodogram terlihat seperti pada Gambar 2.



Gambar 2. Plot periodogram data wisatawan.

Berdasarkan Gambar 2 diketahui bahwa fungsi periodogram terlihat adanya keperiodikan data pada periode tertentu. Dengan demikian menunjukkan bahwa data wisatawan merupakan data yang musiman (*seasonal*).

C. Hubungan Periodogram Dengan Fungsi Autocovarians

Periodogram $I(\omega)$ dan fungsi autokovarians γ_k, keduanya merupakan bentuk kuadrat dari data $\{x_t\}$. Periodogram merupakan *Finite Fourier Transform* $\{\gamma_k\}$ [7]. Persamaan (5) dapat dituliskan

$$I(\omega) = \frac{1}{2\pi N}\left\{\left(\sum_{t=-n}^{n-1} X_t e^{-i\omega t}\right)\left(\sum_{s=-n}^{n-1} X_s e^{i\omega t}\right)\right\}$$

$$I(\omega) = \frac{1}{2\pi N}\sum_{t=-n}^{n-1}\sum_{s=-n}^{n-1} X_t X_s e^{-i\omega t} e^{i\omega t}$$

Dengan mensubstitusikan $t = s + k$, maka

$$I(\omega) = \frac{1}{2\pi N}\sum_{k=-n-s}^{n-1-s}\sum_{s=-n}^{n-1} X_{s+k} X_s e^{-i\omega(s+k)} e^{i\omega s}$$

$$= \frac{1}{2\pi N}\sum_{k=-n-s}^{n-1ns}\sum_{s=-n}^{n-1} X_{s+k} X_s e^{-i\omega k}$$

$$I(\omega)=\frac{1}{2\pi N}\left\{\sum_{k=0}^{N-1}\sum_{s=-n}^{n-1-k}X_{s+k}X_s e^{-i\omega k}+\sum_{k=-(N-1)}^{-1}\sum_{s=-n}^{n-1}X_{s+k}X_s e^{-i\omega k}\right\}$$

$$I(\omega)=\frac{1}{2\pi}\left\{\sum_{k=0}^{N-1}\gamma_k e^{-i\omega s}+\sum_{k=-(N-1)}^{-1}\gamma_k e^{-i\omega s}\right\}$$

$$I(\omega)=\frac{1}{2\pi}\sum_{k=-(N-1)}^{N-1}\gamma_k e^{-i\omega k}$$

D.Model Time Series

Berdasarkan Tabel 2 terbentuk suatu dugaan model *seasonal* ARIMA sementara untuk data. Model jumlah wisatawan yakni $(0,0,[5])(0,0,1)^{12}$. Dimana model tersebut merupakan model ARIMA dengan *seasonal* 12.

1) Estimasi dan Pengujian Parameter Model

Hasil estimasi parameter model dapat dilihat pada Tabel 3. Selanjutnya dilakukan estimasi parameter model sebagai berikut:

a. Uji signifikansi parameter θ_1

Hipotesa:

H_0 : $\theta_1 = 0$ (tidak signifikan)

H_1 : $\theta_1 \neq 0$ (signifikan)

Statistik uji:

$$t_{hitung}=\frac{-0.75953}{0.09249}=-8.18$$

$$t_{tabel}=t_{\alpha/2,N-1}=t_{0.025,59}=2.002$$

Kriteria pengujian:

Karena $|t_{hitung}| > t_{tabel}$ dengan α =0.05 maka H_0 ditolak yang berarti menerima H_1 atau parameter θ_1 signifikan.

b. Uji signifikansi parameter Θ_1

Hipotesa:

H_0 : $\Theta_1 = 0$ (tidak signifikan)

H_1 : $\Theta_1 \neq 0$ (signifikan)

Statistik uji:

$$t_{hitung}=\frac{-0.63851}{0.12011}=-5.32$$

$$t_{tabel}=t_{\alpha/2,N-1}=t_{0.025,59}=2.002$$

Kriteria pengujian:

Karena $|t_{hitung}| > t_{tabel}$ dengan α =0.05 maka H_0 ditolak yang berarti menerima H_1 atau parameter Θ_1 signifikan.

Tabel 3.
Hasil Estimasi Parameter

Parameter	Estimasi	Std. error
MA[5],1 (θ_1)	-0.75953	0.9249
MA1,2 (Θ_1)	-0.63851	0.12011

2) Uji Identik

Berdasarkan uji stasioneritas diketahui bahwa data telah stasioner dalam varians maka model ARIMA $(0,0,[5])(0,0,1)^{12}$ memenuhi uji identik.

3) Uji Asumsi Residual *White Noise*

Hipotesis :

H_0: $\rho_1(a)=\rho_2(a)=...=\rho_6(a)=0$

H_1: sebagian dari $\rho_k(a)\neq 0$

Statistik uji :

$$Q=60(60+2)\sum_{k=1}^{6}\frac{r_k^2}{60-k}$$

$$Q=60(60+2)\left(\frac{(0.715)^2}{60-1}+\frac{(0.617)^2}{60-2}+\frac{(0.706)^2}{60-3}+\frac{(0.625)^2}{60-4}+\frac{(0.415)^2}{60-5}+\frac{(0.533)^2}{60-6}\right)$$

$$Q=141.492$$

$$\chi^2_{\alpha,m-p-q}=\chi^2_{0.05,3}=9.488$$

Kriteria pengujian:

Karena $Q>\chi^2_{\alpha,m-p-q}$ dengan $\alpha = 0.05$ maka ditolak yang berarti residual tidak *white noise*.

4) Uji Residual Berdistribusi Normal

Hipotesis:

H_0 : Data berdistribusi normal

H_1 : Data tidak berdistribusi normal

Statistik uji:

$$D=\sup_x|S(x)-F_0(x)|=0.061951$$

$$D_{(1-\alpha,N)}=D_{0.95,60}=0.15750$$

Kriteria pengujian:

Karena $D<D_{(1-\alpha,N)}$ dengan $\alpha = 0.05$ maka H_0 diterima yang berarti residual berdistribusi normal.

5) Pemilihan Model Terbaik

Berdasarkan ACF dan PACF pada Tabel 2 dapat dibentuk beberapa model ARIMA yakni $(1,0,1)(1,0,0)^{12}$, $(1,0,[1][5])(1,0,0)^{12}$, $(1,0,1)(0,0,1)^{12}$, dan $(1,0,[1][5])(0,0,1)^{12}$ sebagai pertimbangan dalam *overfitting*. Hasil uji signifikansi parameter, uji asumsi residual *white noise,* dan uji residual berdistribusi normal pada tahap *overfitting* ditunjukkan pada Tabel 4. Karena data stasioner dalam varians maka model ARIMA $(1,0,1)(1,0,0)^{12}$, $(1,0,[1][5])(1,0,0)^{12}$, $(1,0,1)(0,0,1)^{12}$, dan $(1,0,[1][5])(0,0,1)^{12}$ memenuhi uji identik.

Tabel 4.
Hasil Uji Signifikansi Parameter, Uji Asumsi Residual *White Noise*, dan Uji Residual Berdistribusi Normal

Model ARIMA	Kesimpulan		
	Uji Signifikansi Parameter	Uji Asumsi Residual *White Noise*	Uji Asumsi Berdistribusi Normal
$(1,0,1)\ (1,0,0)^{12}$	Parameter Signifikan	*White Noise*	Residual Normal
$(1,0,[1]\ [5])\ (1,0,0)^{12}$	Parameter Signifikan	*White Noise*	Residual Normal
$(1,0,1)\ (0,0,1)^{12}$	Parameter Signifikan	*White Noise*	Residual Normal
$(1,0,[1]\ [5])\ (0,0,1)^{12}$	Parameter Signifikan	*White Noise*	Residual Normal

Kriteria yang digunakan pada *in sample* yakni:

1) AIC (Akaike's Information Criterion), dimana model terbaik dipilih dengan mempertimbangkan jumlah parameter dalam model. AIC dituliskan sebagai berikut:

$$AIC(M) = N \ln \hat{\sigma}_a^2 + 2M$$

2) SBC (*Schwartz Bayesian Criterion*), dimana criteria pemilihan model terbaik dipilih berdasarkan nilai terkecil. Semkin kecil nilai SBC, maka model yang didapatkan semakin baik.

$$SBC(M) = N \ln \hat{\sigma}_a^2 + M \ln N$$

Dengan N merupakan jumlah observasi, M merupakan jumlah parameter dalam model, dan $\hat{\sigma}_a^2$ merupakan Estimasi maksimum likelihood dari σ_a^2 .

Tabel 5.
Nilai AIC Dan SBC

Model ARIMA	Residual	
	AIC	SBC
$(1,0,1)\ (1,0,0)^{12}$	518.4578	524.7408
$(1,0,[1]\ [5])\ (1,0,0)^{12}$	516.3038	524.6812
$(1,0,1)\ (0,0,1)^{12}$	519.9853	526.2683
$(1,0,[1]\ [5])\ (0,0,1)^{12}$	516.7887	525.166
$(0,0,[5])\ (0,0,1)^{12}$	602.7273	606.916

Berdasarkan Tabel 5 diketahui bahwa nilai AIC dan SBC untuk model ARIMA $(1,0,[1][5])(1,0,0)^{12}$ paling kecil. Dengan demikian model $(1,0,[1][5])(1,0,0)^{12}$ adalah model terbaik berdasarkan kriteria *in sample.*

Kriteria yang digunakan pada out sample adalah RMSE (*Root Means Square Error*) dan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) dengan rumus sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(x_t - \hat{x}_t)^2}$$

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^{N}\left|(x_t - \hat{x}_t)/x_t\right|}{N} \times 100\%$$

dengan $\hat{x}_t$ adalah nilai residual.

Tabel 6.
Nilai MSE, RMSE, dan MAPE

Model	MSE	RMSE	MAPE %
$(1,0,1)\ (1,0,0)^{12}$	1491426	1221.239	17.06257
$(1,0,[1][5])\ (1,0,0)^{12}$	2194170	1481.273	21.95799
$(1,0,1)\ (0,0,1)^{12}$	1294923	1137.947	17.39121
$(1,0,[1][5])\ (0,0,1)^{12}$	2044521	1429.868	21.19158
$(0,0,[5])\ (0,0,1)^{12}$	15120391	3888.495	75.94613

Berdasarkan Tabel 6 model $(1,0,1)\ (1,0,0)^{12}$ memiliki nilai MAPE yang kecil yakni 17.06257%, dengan demikian model tersebut adalah model yang baik untuk meramalkan jumlah wisatawan di Agrowisata Kusuma Batu.

IV. KESIMPULAN/RINGKASAN

Berdasarkan analisa dan pembahasan pada penelitian ini dapat diambil kesimpulan yakni

1. Analisis spektral dapat digunakan untuk mengetahui keperiodikan pada data dengan mencari periodogram berdasarkan transformasi ke deret *Fourier* dapat dilakukan dengan *Fast Fourier Transform*.
2. Data jumlah wisatawan merupakan data yang periodik dengan keperiodikan tahunan atau 12 bulan. Model *time series* yang terbaik untuk meramalkan jumlah wisatawan di Agrowisata Kusuma Batu yakni model *Seasonal* ARIMA $(1,0,1)(1,0,0)^{12}$ dapat juga dituliskan dengan $(1-0.98873B)(1-0.42638B)W_t = (1-0.48651)a_t$ dengan $W_t = \sqrt{X_t}$.

Saran yang dapat dipertimbangkan untuk penelitian selanjutnya yakni agar lebih terlihat keperiodikannya data yang digunakan dapat berupa data suatu kejadian alam dengan interval waktu yang lebih pendek.

DAFTAR PUSTAKA

[1] F. Chan, and C. Lim, "Spectral Analysis of Seasonality in Tourism Demand", International Journal of Mathematics and Computers in Simulation, Vol. 81, (2011) 1409- 1418.

[2] F. Himmah, "Analisis Spektral Untuk Uji Kestabilan Reference Frekuensi Pada Radio Base Station (RBS) Di PT. Metrosel Nusantara Surabaya". Jurusan Statistika ITS, Surabaya (2000).

[3] P. J. Wilson, and L. J. Perry, "Forecasting Unemployment Rates Using Spectral Analysis", Australian Jornal of Labour Economics, Vol. 7, No. 4, (2004) 459-480.

[4] G.E.P. Box, and G.M. Jenkins, "Time Series Analysis Forecasting and Control, 2nd Edition", Holden-Day, San Francisco (1976).W.W.S. Wei, "Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods, Second Edition" Pearson Education, Inc, United State of America (2006).

[6] Drs. Mulyana, MS, "Analisis Spektral Untuk Menelaah Periodesitas Tersembunyi Dari Data Deret Waktu". Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam UNPAD, Bandung (2004).

[7] G.E. Hearn, and A.V. Metcalfe, "Spectral Analysis in Engineering, Concept And Cases", Hodder Headline PLC, London (1995).